

AzClaims: Azərbaycan Dilində İddia Çıxarımı üçün Verilənlər Toplusu

Cəlal Mehdiyev¹, Vüsal Şahbazov²

^{1,2} İnformasiya Texnologiyaları İnstitutu,

¹Azərbaycan Texniki Universiteti, Bakı, Azərbaycan

¹jalal.mehdiyev.s@gmail.com, ²vusa.013@gmail.com

Xülasə— Müasir informasiya mühitində dezinformasiyanın yayılması ictimai rəyin manipulyasiyasına və dövlət institutlarına inamın sarsıdılmasına səbəb olur. Fakt yoxlama informasiya təhlükəsizliyi və dövlət kibersuverenliyinin təmin edilməsində mühüm rol oynayır. Lakin böyükhəcmli mətnlərdən iddiaların avtomatik çıxarılması, xüsusilə Azərbaycan dili üçün aktual problemdir. Bu məqalədə Azərbaycan dilində iddia çıxarımı üçün yeni AzClaims verilənlər toplusu təqdim olunur. Standart çoxdilli transformer modelləri AzClaims üzərində sınaqdan keçirilmiş və Azərbaycan dilinin xüsusiyyətləri nəzərə alınmaqla təkmilləşdirilmişdir.

Açar sözlər— dezinformasiya; təbii dilin emalı; iddia çıxarımı; azərbaycan dili; fakt yoxlama; transformer modelləri.

I. GİRİŞ

Müasir informasiya mühitində dezinformasiyanın sürətlə yayılması dövlət üçün əsas təhdidlərdən birini təşkil edir. Xüsusilə, onlayn xəbər platformaları və sosial media vasitəsilə yayılan yalan və manipulyativ məzmun ictimai rəyə təsir göstərə, informasiya təhlükəsizliyini zəiflədə, sosial sabitliyi sarsıda və dövlət qurumlarına etimadı sarsıda bilər [1]. Bu təhdidlərin qarşısının alınması dövlət suverenliyinin informasiya suverenliyi və kibersuverenlik kimi vacib komponentləri ilə sıx bağlıdır: milli informasiya məkanında məlumatların etibarlılığını təmin etmək, strateji informasiya axınlarını izləmək və texnoloji asılılığı minimuma endirmək suverenliyin dayanıqlılığını gücləndirən amillərdir.

Saxta xəbərin aşkarlanması prosesinin əsas komponentlərdən biri xəbərin mətnindən iddiaların yoxlanılmasıdır [2]. Fakt yoxlama - iddiaların doğru və ya yanlış olduğunu etibarlı mənbələrdə yoxlama prosesidir. Bu proses iki əsas mərhələdən ibarətdir [3]:

- İddia çıxarımı: Mətnlərdən yoxlanıla bilən iddiaların identifikasiyası və çıxarılması
- İddiaların yoxlanılması: Çıxarılan iddiaların etibarlı mənbələr əsasında təsdiq və ya təkzib edilməsi

Etibarlı mənbələrə rəsmi sənədlər və normativ aktlar, statistik məlumat bazaları, elmi nəşrlər və tədqiqatlar, dövlət qurumlarının açıqlamaları daxildir. Yoxlama nəticələri adətən “Doğru”, “Yanlış”, “Qismən Doğru” və ya “Yoxlanıla bilməz” kimi kateqoriyalarda təsnif edilir.

İddia çıxarımı təbii dil emalı sahəsində prioritetli problemlərdən biridir və bu sahədə geniş tədqiqatlar aparılmışdır. Bununla belə, fakt yoxlama sistemlərinin praktik

tətbiqi üçün vacib olan annotasiya edilmiş verilənlər toplusu bir çox dillərdə, xüsusilə aşağı resurslu dillərdə məhduddur [4]. Azərbaycan dilində iddia çıxarımı və fakt yoxlama üçün açıq, keyfiyyətli verilənlər toplusu demək olar ki, mövcud deyil. Bu məhdudiyət elmi tədqiqatların inkişafına mane olur, yerli ehtiyaclarla uyğun avtomatlaşdırılmış fakt yoxlama sistemlərinin qurulmasını çətinləşdirir və nəticədə xarici dillərə və texnologiyalara asılılığı artırır [5]. Bu vəziyyət informasiya məkanının idarə edilməsi, texnoloji müstəqillik və kibersuverenliyi prioritetləri ilə ziddiyyət təşkil edir.

İşin əsas yeniliyi Azərbaycan dilində iddia çıxarımı üçün “AzClaims” adlı yeni açıq verilənlər toplusunun yaradılması və təqdim edilməsidir. Bu verilənlər üzərində müasir modellərin müqayisəli performans qiymətləndirilməsi aparılır. Verilənlər toplusu fakt-yoxlama zəncirinin ilkin mərhələsini dəstəkləyir, yerli tədqiqat ekosisteminin inkişafına töhfə verir və açıq resurs kimi paylaşılmasını elmi və tətbiqi qurumlar üçün istifadə imkanlarını genişləndirir. Bu yanaşma xarici asılılığın azalmasına və milli informasiya məkanında yerli texnoloji bazanın formalaşmasına xidmət edir.

II. ƏDƏBİYYAT İCMALI

A. Fakt Yoxlama və İddia Çıxarımı Sahəsində Ümumi Tədqiqatlar

İddia çıxarımı fakt yoxlama prosesinin əsas komponentlərindən biri kimi son illərdə intensiv tədqiqat obyektinə çevrilmişdir. Hassan və digərləri [6] iddia çıxarımı üçün müxtəlif yanaşmaları sisteməlik şəkildə təhlil edərək, bu sahədə mövcud metodların üstünlüklərini və çatışmazlıqlarını müəyyən etmişlər. Onların tədqiqatı göstərir ki, dərin öyrənmə əsaslı modellər ənənəvi məşin öyrənməsi metodlarına nisbətən daha yüksək dəqiqlik göstərir.

Alam və digərləri [7] fakt yoxlama sistemlərinin arxitekturasını və komponentlərini ətraflı təhlil edərək, iddia çıxarımının bu sistemlərdə oynadığı kritik rolu vurğulamışlar. Onlar göstərir ki, iddia çıxarımının keyfiyyəti bütün fakt yoxlama prosesinin effektivliyinə birbaşa təsir edir.

Guo və digərləri [8] iddia çıxarımı üçün dərin öyrənmə metodlarının tətbiqini araşdıraraq, BERT əsaslı modellərin bu tapşırıqda yüksək performans göstərdiyini müəyyən etmişlər. Onların eksperimentləri göstərir ki, kontekstual dil modellərinin istifadəsi iddia çıxarımının dəqiqliyini əhəmiyyətli dərəcədə artırır.

B. Böyük Dil Modelləri və Təbii Dil Nəticələri

Müasir tədqiqatlar böyük dil modellərinin (LLM) fakt yoxlama və iddia çıxarımında tətbiqini araşdırır. Panickssery və digərləri [9] LLM-lərin təbii dil nəticələri (NLI) tapşırıqlarında performansını qiymətləndirərək, bu modellərin iddia yoxlanılmasında istifadə potensialını göstərmişlər. Onların nəticələri göstərir ki, GPT-4 kimi böyük modellər mürəkkəb məntiqi əlaqələri başa düşmək və qiymətləndirmək qabiliyyətinə malikdir.

Dmonte və digərləri [10] böyük dil modelləri dövründə iddia yoxlanılması sahəsində hərtərəfli icmal təqdim edərək, bu sahədə mövcud problemləri və gələcək tədqiqat istiqamətlərini müəyyən etmişlər. Onlar vurğulayırlar ki, LLM-lər iddia çıxarımı üçün güclü alət olsa da, hallüsinasiya və faktiki səhvlər problemi hələ də aktual olaraq qalır.

C. Çoxdilli və Aşağı Resurslu Dillər üçün Tədqiqatlar

Mittal və digərləri [11] çoxdilli sosial mediada iddia identifikasiyası problemini araşdıraraq, span əsaslı yanaşmanın effektivliyini göstərmişlər. Onların tədqiqatı göstərir ki, çoxdilli modellər müxtəlif dillərdə iddia çıxarımı üçün istifadə edilə bilər, lakin hər dilin spesifik xüsusiyyətləri nəzərə alınmalıdır.

Hyben və digərləri [12] çoxdilli və çoxmövzulu benchmark yaradaraq, təkmilləşdirilmiş dil modelləri və böyük dil modellərinin yoxlanılmağa layiq iddia aşkarlanmasında performansını müqayisə etmişlər. Onların nəticələri göstərir ki, model seçimi və təkmilləşdirmə strategiyası dilin xüsusiyyətlərindən asılı olaraq dəyişir.

Hasanain və Elsayed [13] Twitter üzərində yoxlanılmağa layiq iddia identifikasiyası üçün dillər arası transfer öyrənməsini tədqiq edərək, yüksək resurslu dillərdən aşağı resurslu dillərə bilik transferinin mümkünliyünü göstərmişlər. Bu yanaşma resurs məhdudiyəti olan dillər üçün xüsusilə əhəmiyyətlidir.

D. Türk Dillərində Fakt Yoxlama Tədqiqatları

Çekinel və digərləri [14] Türk dilində fakt yoxlama üçün dillər arası öyrənmə və aşağı resurslu təkmilləşdirmə yanaşmalarını müqayisə edərək, hər iki metodun üstünlüklərini və məhdudiyətlərini müəyyən etmişlər. Onların tədqiqatı göstərir ki, Türk dili kimi aqlütinativ dillər üçün xüsusi yanaşmalar tələb olunur.

Drchal və digərləri [15] demək olar ki, istənilən dildə avtomatlaşdırılmış fakt yoxlama üçün pipeline və verilənlər toplusu generasiyası metodologiyası təklif etmişlər. Bu yanaşma aşağı resurslu dillər üçün verilənlər toplusu yaratma prosesini asanlaşdırır.

Kula və Gregor [16] sosial media postlarında yoxlanılmağa layiq iddia aşkarlanması üçün çoxdilli modelləri tədqiq edərək, müxtəlif dillərdə performans fərqlərini təhlil etmişlər. Onların nəticələri göstərir ki, çoxdilli modellər bir çox dildə məqbul performans göstərsə də, dil spesifik təkmilləşdirmə hələ də vacibdir.

Wang və digərləri [17] aşağı resurslu dillər üçün dezinformasiya aşkarlanması sahəsində hərtərəfli icmal təqdim

edərək, bu sahədə mövcud çətinlikləri və həll yollarını sisteməlik şəkildə təhlil etmişlər. Onlar vurğulayırlar ki, verilənlər toplusu yaratma və model adaptasiyası aşağı resurslu dillər üçün əsas problemlərdir.

Ədəbiyyat təhlili göstərir ki, iddia çıxarımı və fakt yoxlama sahəsində əhəmiyyətli irəliləyiş əldə edilmişdir, lakin Azərbaycan dili üçün bu sahədə ciddi resurs boşluğu mövcuddur. Mövcud çoxdilli modellər müəyyən potensial göstərsə də, Azərbaycan dilinə spesifik verilənlər toplusu və təkmilləşdirilmiş modellər hələ də kifayət qədər inkişaf etməmişdir. Bu tədqiqat bu boşluğu doldurmaq və Azərbaycan dili üçün iddia çıxarımı sahəsində əsas yaratmaq məqsədi daşıyır.

III. AZCLAIMS VERİLƏNLƏR TOPLUSU

AzClaims verilənlər toplusu Azərbaycan dilində iddia çıxarımı tapşırığı üçün xüsusi olaraq hazırlanmış ilk geniş miqyaslı annotasiya edilmiş korpusdur. Verilənlər toplusu 10,000 Azərbaycan dilində xəbər məqaləsindən ibarətdir və AZƏRTAC (Azərbaycan Dövlət Tələqraf Agentliyi) rəsmi xəbər mənbəyindən toplanmışdır. AZƏRTAC-ın seçilməsi onun etibarlılığı, rəsmi status və müxtəlif mövzuları əhatə edən geniş xəbər arxivi ilə əsaslandırılır.

Hər bir məqalə Cədvəl 1-də göstəriləndiyi kimi strukturlaşdırılmış sahələri ehtiva edir:

CƏDVƏL 1. VERİLƏNLƏR TOPLUSUNUN SAHƏLƏRİ

Sahə	İzah
Başlıq	Xəbərin başlığı
Mətn	Xəbərin əsas məzmunu
Kateqoriya	Xəbərin kateqoriyası (məs., "Dünya", "Təhsil")
Tarix	Paylaşılma tarixi
URL	Xəbərin mənbə sahifəsinə link
İddialar	Xəbər mətnindən çıxarılmış iddiaların siyahısı

A. Annotasiya Metodologiyası

AzClaims verilənlər toplusunun annotasiyası yarı-avtomatik yanaşma əsasında həyata keçirilmişdir. Bu yanaşma avtomatlaşdırmanın effektivliyini insan nəzarətinin keyfiyyəti ilə birləşdirir:

Mərhələ 1: İlk Avtomatik İddia Çıxarımı

İlkin mərhələdə GPT-4.5 böyük dil modeli istifadə edilərək hər bir xəbər məqaləsindən potensial iddiaların avtomatik çıxarımı həyata keçirilmişdir. Model aşağıdakı kriteriyalara əsasən iddiaları müəyyən etmək üçün təlim görmüşdür:

- İddia faktiki məlumat ehtiva etməlidir (fikir və ya hiss deyil)
- İddia yoxlanıla bilən olmalıdır (etibarlı mənbələrdə təsdiq və ya təkzib edilə bilər)
- İddia konkret və aydın ifadə edilməlidir

- İddia məqalənin əsas məzmununu əks etdirməlidir

Mərhələ 2: İnsan Tərəfindən Yoxlama və Redaktə

İlkin avtomatik çıxarımdan sonra, hər bir məqalə və onun iddiaları təcrübəli annotatorlar tərəfindən əl ilə yoxlanılmışdır. Bu mərhələdə:

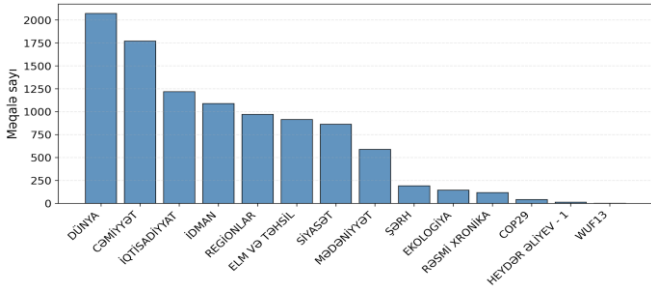
- Yanlış müəyyən edilmiş iddiaların silinməsi
- Qaçırılmış iddiaların əlavə edilməsi
- İddiaların ifadəsinin dəqiqləşdirilməsi və aydınlaşdırılması
- İddiaların yoxlanıla bilmə kriteriyasına uyğunluğunun təsdiqi

Mərhələ 3: Keyfiyyət Nəzarəti

Final mərhələdə ikinci annotator qrupu təsadüfi seçilmiş nümunələr üzərində keyfiyyət yoxlaması aparmışdır. Inter-annotator razılaşma əmsalı (Cohen's Kappa) 0.82 təşkil etmişdir ki, bu da yüksək annotasiya keyfiyyətini göstərir.

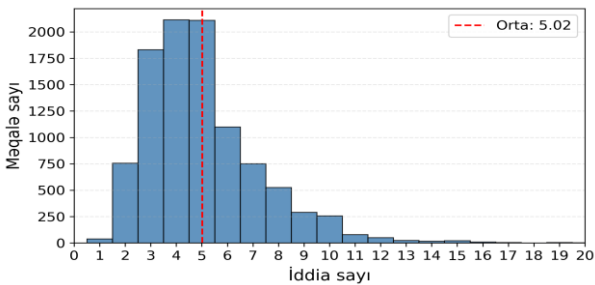
B. Verilənlər Toplusunun Statistik Xarakteristikası

AzClaims verilənlər toplusunun ətraflı statistik təhlili aşağıdakı nəticələri göstərir. Şəkil 1-də görüldüyü kimi, verilənlər toplusu müxtəlif mövzu bölmələrini əhatə edir və ən böyük pay “Dünya”, “Cəmiyyət”, “İqtisadiyyat” kimi kateqoriyaların üzərinə düşür. Bu müxtəliflik iddia çıxarımı modellərinin fərqli mövzulara ümumiləşdirməsini qiymətləndirməyə imkan verir.



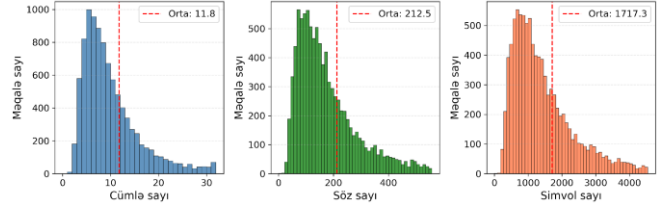
Şəkil 1. Xəbərlərin kateqoriya üzrə paylanması

Şəkil 2-də iddiaların paylanması haqqında məlumat əks olunub, hər məqalədə iddia sayı əsasən 3–7 aralığında cəmlənir və orta göstərici 5-dir.



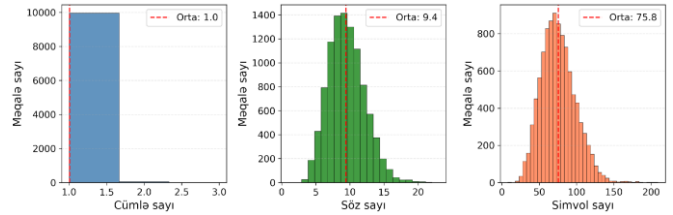
Şəkil 2. İddiaların paylanması statistikası.

Şəkil 3-də xəbərlərin məzmunu üzrə cümlə/söz/simvol statistikasını əks olunub, orta hesabla 12 cümlə, 212 söz və 1700 simvol müşahidə olunur. Şəkil 3-ə əsasən həm qısa, həm də uzun mətnli xəbərlərin mövcudluğu modellərin müxtəlif uzunluqlu kontekstlərdə ümumiləşdirmə qabiliyyətini qiymətləndirməyə və real istifadə sənərlərinə daha yaxın şəraitdə öyrədilməsinə imkan verə bilər.



Şəkil 3. Məzmun üzrə cümlə, söz və simvol paylanması.

Şəkil 4-də xəbərlərin başlıqları üzrə cümlə/söz/simvol statistikasını əks olunub, əsasən qısa olduğu görünür: orta hesabla 1 cümlə, 9 söz və 76 simvol. Bu, başlığın kontekstə əlavə ipucu verdiyini, lakin əsas informasiya yükünün “content” sahəsində toplandığını göstərir.



Şəkil 4. Başlıq üzrə cümlə, söz və simvol paylanması .

AzClaims verilənlər toplusu açıq lisenziya altında elmi icmaya təqdim edilir. Bu, aşağıdakı prinsipləri təmin edir:

- Şəffaflyq: Annotasiya prosesi və metodologiya tam şəkildə sənədləşdirilmişdir
- Təkrar istifadə: Tədqiqatçılar verilənlər toplusunu öz tədqiqatlarında sərbəst istifadə edə bilərlər
- İnkişaf: İcma üzvləri verilənlər toplusunun genişləndirilməsinə töhfə verə bilərlər
- Standartlaşdırma: Vahid format digər tədqiqatlarla müqayisə imkanı yaradır

IV. EKSPERİMENTİN APARILMASI

Bu tədqiqatda Azərbaycan dilində iddia çıxarımı tapşırığı üçün müasir transformer əsaslı modellərin performansını sistemativ şəkildə qiymətləndirilmişdir. Eksperimental qurğu iki əsas mərhələdən ibarətdir:

- 1) Baza qiymətləndirməsi (Baseline evaluation): Əvvəlcədən təlim keçmiş çoxdillli modellərin AzClaims test toplusunda birbaşa qiymətləndirilməsi
- 2) Təkmilləşdirmə və yenidən qiymətləndirmə (Fine-tuning and re-evaluation): Modellərin AzClaims təlim toplusu üzərində təkmilləşdirilməsi və performans artımının ölçülməsi

A. Seçilmiş Modellər və Onların Xarakteristikası

Eksperimentlər üçün dörd müasir çoxdilli transformer modeli seçilmişdir. Model seçimi aşağıdakı kriteriyalara əsaslanmışdır:

- Çoxdilli dəstək və Azərbaycan dilinin əhatə olunması
- Elmi icmada geniş istifadə və yaxşı sənədləşmə
- Müxtəlif arxitektura yanaşmalarının təmsil edilməsi
- Açıq mənbə və əlçatanlıq

1) *mBART* - Facebook AI tərəfindən təqdim edilmiş çoxdilli sequence-to-sequence modeldir və 50 dili əhatə edir [22]. Model encoder-decoder arxitektura malikdir və mətn generasiyası tapşırıqları üçün xüsusilə əlverişlidir.

2) *mT5-base* və *mT5-large* - Google tərəfindən təqdim edilmiş T5 modelinin çoxdilli variantıdır və 101 dili əhatə edir [23]. Model text-to-text framework əsasında qurulmuşdur və bütün NLP tapşırıqlarını mətn generasiyası kimi formalaşdırır.

3) *DeBERTa* - Microsoft tərəfindən təqdim edilmiş təkmilləşdirilmiş BERT variantıdır [24]. Model ayrılmış diqqət mexanizmi və təkmilləşdirilmiş mask decoder istifadə edərək kontekstual anlama qabiliyyətini artırır.

B. Təlim Proseduru Və Hiperparametrlər

Bütün modellər vahid təlim protokolu əsasında təkmilləşdirilmişdir. Təlim prosesi aşağıdakı mərhələlərdən ibarətdir:

1) Məlumat Emalı

Tokenizasiya: Hər modelin öz tokenayzeri
Maksimum uzunluq: 512 token
Batch ölçüsü: 16

2) Optimallaşdırma Parametrləri

Optimayzer: AdamW
Öyrənmə sürəti: 2e-5
Öyrənmə sürəti planlaşdırıcısı: “Linear warmup”
Addımlar: Ümumi addımların 10%-i
Çəki azalması: 0.01
Qradiyent kəsmə: 1.0

3) Təlim Konfigurasiyası

Epoch sayı: 5
Erkən dayanma: Validasiya itki 3 epoch ərzində yaxşılaşmadıqda
Qarışıq dəqiqlik təlimi: FP16 (təlim sürətinin artırılması üçün)

4) Hesablama Resursları:

5) GPU: NVIDIA A100 (40GB)

Təlim müddəti: Model başına orta 8-12 saat
Framework: PyTorch 2.0 və Hugging Face Transformers 4.35

C. Qiymətləndirmə Metrikaları

Modellərin performansını ROUGE metrikalarına əsasən qiymətləndirilmişdir. ROUGE metrikaları generasiya edilmiş mətnin referans mətnlə üst-üstə düşməsinə ölçür:

- a) ROUGE-1: Unigram (tək söz) üst-üstə düşməsi

- b) ROUGE-2: Bigram (iki söz ardıcılığı) üst-üstə düşməsi
b) ROUGE-L: Ən uzun ümumi alt-ardıcılıq (LCS) əsaslı metrika

D. Təkmilləşdirmə Strategiyası

Baza qiymətləndirməsindən sonra, bütün modellər AzClaims təlim toplusu üzərində təkmilləşdirilmişdir. Təkmilləşdirmə prosesi aşağıdakı prinsiplərə əsaslanır:

- Transfer öyrənməsi: Əvvəlcədən təlim keçmiş çəkilərin istifadəsi
- Tapşırıq spesifik adaptasiya: İddia çıxarımı üçün xüsusi təlim
- Dil spesifik təkmilləşdirmə: Azərbaycan dilinə adaptasiya

V. EKSPERİMENTAL NƏTİCƏLƏR

Cədvəl 2-də təkmilləşdirmədən əvvəl modellərin AzClaims verilənlər toplusu üzərində əldə etdiyi nəticələr təqdim olunur. Nəticələr göstərir ki, əvvəlcədən təlim keçmiş çoxdilli transformer modelləri Azərbaycan dilində iddia çıxarımı tapşırığında müəyyən ilkin performans nümayiş etdirir. Bu mərhələdə ən yüksək nəticə mBART modeli tərəfindən əldə edilmişdir. mT5-large modeli də buna yaxın nəticələr göstərmişdir. Digər modellərlə müqayisədə mT5-base və DeBERTa modellərinin nəticələri nisbətən aşağı olmuşdur.

CƏDVƏL 2. TƏKMİLLƏŞDİRMƏDƏN ÖNCƏ NƏTİCƏLƏR

Model	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
mBart	0.6154	0.5210	0.5635
DeBERTa	0.5298	0.4442	0.4860
mT5-large	0.6096	0.5118	0.5580
mT5-base	0.4962	0.4135	0.4565

Cədvəl 3-də isə modellərin AzClaims təlim toplusu üzərində təkmilləşdirildikdən (fine-tuning) sonra əldə etdiyi nəticələr göstərilir. Təkmilləşdirmədən sonra bütün modellərdə performansın əhəmiyyətli dərəcədə artdığı müşahidə olunur. Xüsusilə mBART modeli ən yüksək nəticəni göstərmişdir. mT5-large modeli də yüksək performans nümayiş etdirərək ikinci ən yaxşı nəticəni əldə etmişdir. DeBERTa və mT5-base modellərində də nəzərəcarpacaq performans artımı müşahidə edilmişdir.

CƏDVƏL 3. TƏKMİLLƏŞDİRMƏDƏN SONRA NƏTİCƏLƏR

Model	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
mBart	0.7064	0.6020	0.6550
DeBERTa	0.6202	0.5200	0.5730
mT5-large	0.6913	0.5870	0.6400

Model	ROUGE-1	ROUGE-2	ROUGE-L
mT5-base	0.5732	0.4800	0.5250

Ümumilikdə nəticələr göstərir ki, AzClaims verilənlər toplusu üzərində aparılan təkmilləşdirmə prosesi modellərin Azərbaycan dilində iddia çıxarımı qabiliyyətini əhəmiyyətli dərəcədə artırır. Bu isə dilə spesifik verilənlər toplusunun istifadəsinin aşağı resurslu dillər üçün transformer modellərinin effektivliyini yüksəltdiyini təsdiqləyir.

VI. MÜZAKİRƏLƏR

Aparılan eksperimentlər göstərir ki, Azərbaycan dili üçün xüsusi hazırlanmış verilənlər toplusunun mövcudluğu iddia çıxarımı modellərinin performansına əhəmiyyətli təsir göstərir. Təkmilləşdirmədən sonra bütün modellərdə nəzərəcərpacaq performans artımı müşahidə edilmişdir ki, bu da dil və domen spesifik məlumatların aşağı resurslu dillər üçün kritik rol oynadığını göstərir.

Model arxitekturasının müqayisəsi göstərir ki, “encoder–decoder” əsaslı seq2seq modellər (mBART, mT5) iddia çıxarımı kimi generativ tapşırıqlarda encoder-only modellərlə müqayisədə daha yüksək performans nümayiş etdirir. Bu, tapşırığın mahiyyətə mətnin başa düşülməsi ilə yanaşı yeni mətnin generasiya edilməsini tələb etməsi ilə əlaqədardır.

Azərbaycan dilinin aqlütinativ morfoloqiya, sərbəst söz sırası və kontekst asılılığı modellər üçün əlavə çətinliklər yaradır və bu xüsusiyyətlər dil-spesifik datasetlərin əhəmiyyətini daha da artırır.

Eyni zamanda tədqiqatın nəticələri kibersuverenlik və informasiya təhlükəsizliyi baxımından da əhəmiyyətlidir. Yerli verilənlər toplusu və modellərin istifadəsi faktların və iddiaların çıxarılmasını xarici bulud xidmətlərindən asılı olmadan lokal mühitdə həyata keçirməyə imkan verir. Bu yanaşma məlumat məxfiliyinin qorunmasına, texnoloji müstəqilliyin güclənməsinə və milli informasiya təhlükəsizliyinin təmin edilməsinə töhfə verir.

Nəticə

Bu tədqiqatda Azərbaycan dilində iddia çıxarımı üçün AzClaims adlı annotasiya edilmiş verilənlər toplusu yaradılmış və müasir transformer modellərinin performansı müqayisəli şəkildə qiymətləndirilmişdir. Nəticələr göstərir ki, dilə uyğun verilənlər toplusu üzərində aparılan təkmilləşdirmə modellərin performansını əhəmiyyətli dərəcədə artırır və seq2seq arxitekturası bu tapşırıq üçün daha əlverişli yanaşma təqdim edir.

Təqdim olunan verilənlər toplusu Azərbaycan dili üçün ilk praktik benchmark rolunu oynayaraq yerli NLP ekosisteminin inkişafına töhfə verir və fakt yoxlama, media monitorinqi və dezinformasiya ilə mübarizə kimi tətbiqlər üçün əsas yaradır.

Gələcək tədqiqatlarda verilənlər toplusunun müxtəlif mənbələrlə genişləndirilməsi, iddiaların yoxlanılması mərhələsinin əlavə edilməsi və real vaxt fakt yoxlama sistemlərinin yaradılması perspektivli istiqamətlər kimi nəzərdə tutulur.

ƏDƏBİYYAT

- [1] H. Allcott and M. Gentzkow, “Social Media and Fake News in the 2016 Election,” *Journal of Economic Perspectives*, vol. 31, no. 2, pp. 211–236, May 2017, doi: 10.1257/jep.31.2.211.
- [2] N. Hassan, C. Li, and M. Tremayne, “Detecting Check-worthy Factual Claims in Presidential Debates,” in *Proceedings of the 24th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, Oct. 2015, pp. 1835–1838, doi: 10.1145/2806416.2806652.
- [3] J. Thorne and A. Vlachos, “Automated Fact Checking: Task formulations, methods and future directions,” in *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Jul. 2018, pp. 3346–3359, doi: 10.18653/v1/P18-1283.
- [4] W. Guo, A. Vlachos, and G. Nenadic, “A Survey on Automated Fact-Checking,” *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, vol. 10, pp. 178–206, 2022, doi: 10.1162/tacl_a_00454.
- [5] T. Alam, S. Alam, M. M. Khan, and M. Firoze, “Challenges and Solutions in Multimodal Misinformation Detection: A Comprehensive Survey,” *arXiv preprint arXiv:2407.05419*, Jul. 2024, doi: 10.48550/arXiv.2407.05419.
- [6] N. Hassan, G. Zhang, F. Arslan, J. Caraballo, D. Jimenez, S. Gawsane, S. Hasan, M. Joseph, A. Kulkarni, A. K. Nayak, V. Sable, C. Li, and M. Tremayne, “ClaimBuster: The First-ever End-to-end Fact-checking System,” *Proceedings of the VLDB Endowment*, vol. 10, no. 12, pp. 1945–1948, Aug. 2017, doi: 10.14778/3137765.3137815.
- [7] F. Alam, S. Cresci, T. Chakraborty, F. Silvestri, D. Dimitrov, G. Da San Martino, S. Shaar, H. Firooz, and P. Nakov, “A Survey on Multimodal Disinformation Detection,” in *Proceedings of the 29th International Conference on Computational Linguistics*, Oct. 2022, pp. 6625–6643.
- [8] Z. Guo, M. Schlichtkrull, and A. Vlachos, “A Survey on Automated Fact-Checking,” *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, vol. 10, pp. 178–206, 2022, doi: 10.1162/tacl_a_00454.
- [9] A. Panickssery, S. Bowman, and S. Feng, “LLM Evaluators Recognize and Favor Their Own Generations in Natural Language Inference,” *arXiv preprint arXiv:2410.09455*, Oct. 2024, doi: 10.48550/arXiv.2410.09455.
- [10] A. Dmonte, R. Oruche, M. Zampieri, P. Calyam, and I. Augenstein, “Claim Verification in the Age of Large Language Models: A Survey,” *arXiv preprint arXiv:2408.14317*, Aug. 2024, doi: 10.48550/arXiv.2408.14317.
- [11] S. Mittal, M. Sundriyal, and P. Nakov, “Lost in Translation, Found in Spans: Identifying Claims in Multilingual Social Media,” *arXiv preprint arXiv:2310.18205*, Oct. 2023, doi: 10.48550/arXiv.2310.18205.
- [12] M. Hyben, S. Kula, I. Srba, R. Moró, and J. Šimko, “Multilingual and Multi-topical Benchmark of Fine-tuned Language models and Large Language Models for Check-Worthy Claim Detection,” *arXiv preprint arXiv:2311.06121*, Nov. 2023, doi: 10.48550/arXiv.2311.06121.
- [13] M. Hasanain and T. Elsayed, “Cross-lingual Transfer Learning for Check-worthy Claim Identification over Twitter,” *arXiv preprint arXiv:2211.05087*, Nov. 2022, doi: 10.48550/arXiv.2211.05087.
- [14] R. F. Çekinel, P. Karagöz, and Ç. Çöltekin, “Cross-Lingual Learning vs. Low-Resource Fine-Tuning: A Case Study with Fact-Checking in Turkish,” *arXiv preprint arXiv:2403.00411*, Mar. 2024, doi: 10.48550/arXiv.2403.00411.
- [15] J. Drchal, H. Ullrich, T. Mlynář, and V. Moravec, “Pipeline and dataset generation for automated fact-checking in almost any language,” *Neural Computing and Applications*, vol. 36, no. 30, pp. 19023–19041, Aug. 2024, doi: 10.1007/s00521-024-10113-5.
- [16] S. Kula and M. Gregor, “Multilingual Models for Check-Worthy Social Media Posts Detection,” *arXiv preprint arXiv:2408.06737*, Aug. 2024, doi: 10.48550/arXiv.2408.06737.
- [17] X. Wang, W. Zhang, and S. Rajtmajer, “Monolingual and Multilingual Misinformation Detection for Low-Resource Languages: A Comprehensive Survey,” *arXiv preprint arXiv:2410.18390*, Oct. 2024, doi: 10.48550/arXiv.2410.18390.
- [18] Y. S. Kartal and M. Kutlu, “TrClaim-19: The First Collection for Turkish Check-Worthy Claim Detection with Annotator Rationales,” in

Proceedings of the 24th Conference on Computational Natural Language Learning, Jan. 2020, pp. 386-395, doi: 10.18653/v1/2020.conll-1.31.

- [19] J. Isbarov, K. Huseynova, E. Mammadov, and M. Hajili, “Open foundation models for Azerbaijani language,” arXiv preprint arXiv:2407.02337, Jul. 2024, doi: 10.48550/arXiv.2407.02337.
- [20] M. S. Zengin, B. U. Yenisey, and M. Kutlu, “Exploring the impact of training datasets on Turkish stance detection,” Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, vol. 31, no. 7, pp. 1206-1221, Nov. 2023, doi: 10.55730/1300-0632.4043.
- [21] L. K. Senel, B. Ebing, K. Baghirova, H. Schütze, and G. Glavaš, “Kardeş-NLU: Transfer to Low-Resource Languages with the Help of a High-Resource Cousin – A Benchmark and Evaluation for Turkic Languages,” in Proceedings of the 18th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, Jan. 2024, pp. 1672-1689, doi: 10.18653/v1/2024.eacl-long.100.
- [22] Y. Liu, J. Gu, N. Goyal, X. Li, S. Edunov, M. Ghazvininejad, M. Lewis, and L. Zettlemoyer, “Multilingual Denoising Pre-training for Neural Machine Translation,” Transactions of the Association for Computational Linguistics, vol. 8, pp. 726-742, Nov. 2020, doi: 10.1162/tacl_a_00343.
- [23] L. Xue, N. Constant, A. Roberts, M. Kale, R. Al-Rfou, A. Siddhant, A. Barua, and C. Raffel, “mT5: A Massively Multilingual Pre-trained Text-to-Text Transformer,” in Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Jun. 2021, pp. 483-498, doi: 10.18653/v1/2021.naacl-main.41.
- [24] P. He, X. Liu, J. Gao, and W. Chen, “DeBERTa: Decoding-Enhanced BERT with Disentangled Attention,” in Proceedings of the 9th International Conference on Learning Representations (ICLR), May 2021. Available: <https://openreview.net/pdf?id=XPZlaotutsD>
- [25] N. Chirkova, S. Liang, and V. Nikoulina, “Empirical study of pretrained multilingual language models for zero-shot cross-lingual knowledge

transfer in generation,” arXiv preprint arXiv:2310.09917, Oct. 2023, doi: 10.48550/arXiv.2310.09917.

- [26] M. Ulčar and M. Robnik-Šikonja, “Sequence-to-sequence pretraining for a less-resourced Slovenian language,” Frontiers in Artificial Intelligence, vol. 6, article 932519, Mar. 2023, doi: 10.3389/frai.2023.932519.

AzClaims: The Novel Dataset for Claims Extraction in Azerbaijani Language

Jalal Mehdiyev¹, Vusal Shahbazov²

^{1,2}Institute of Information Technology

¹Azerbaijan Technical University, Baku, Azerbaijan

Abstract— The spread of disinformation in the modern information environment leads to the manipulation of public opinion and the undermining of trust in state institutions. Fact-checking plays an important role in ensuring information security and state cybersovereignty. However, automatic claim extraction from large-scale texts is an urgent problem, especially for the Azerbaijani language. This article presents a new AzClaims dataset for claim extraction in the Azerbaijani language. Standard multilingual transformer models have been tested at AzClaims and improved taking into account the specifics of the Azerbaijani language.

Keywords — disinformation; natural language processing; claim inference; Azerbaijani language; fact checking; transformer models.